1.28

A. 图像到图像的翻译（Natural Image-to-Image Translation）

提出了GAN模型的基本结构和优化目标。基本结构包括两个网络结构——生成网络Generator和判别网络Discriminator。G网络尽可能生成满足正样本分布的假样本，而D网络则尽可能辨别出真假样本，在这个博弈过程中2种网络性能逐渐提高，G网络生成的网络越来越接近目标域（Domain）的图像，D网络判别得准确率越来越高。初代GAN模型有个很大的缺陷在于训练很困难，一不小心loss就会变成0。G网络和D网络的训练必须要处于一个平衡过程，如果一方训练得太好，就会导致loss太小，反向传播梯度过小导致训练无法进行下去。

提出了DCGAN，该文章从实践的角度对初代GAN模型提出了一些改进，用2倍步长的convolutional layer替代pooling layer，在D网络和G网络中均使用batch normalization，G网络中的激活函数使用ReLU，最后一层激活函数使用Tanh，D网络中的激活函数使用LeakyReLU。缓解了初代GAN容易训练崩溃的问题。

提出了CGAN，原始的GAN的生成器只能根据随机噪声进行生成图像，至于这个图像是什么，即标签是什么我们无从得知。CGAN的主要贡献就是在原始GAN的生成器与判别器中的输入中加入额外信息y。额外信息y是标签。这样G网络的输出就是可控的，而不像初代GAN模型那样输出是随机的。

提出了InfoGAN，论文出发点和CGAN相似，InfoGAN也提出了加入新信息latent code来控制G网络的具体输出。不过在训练方式上InfoGAN和CGAN不一样，CGAN只是将条件信息直接拼接在输入噪音信息和真实信息上，而InfoGAN则是额外创建了一个网络用来保证G网络的输出和真实样本之间的互信息最大化。

提出了ACGAN，从模型结构上看，ACGAN做的工作就是将CGAN和InfoGAN结合起来。ACGAN中G网络的输入是将噪音和label拼接起来（CGAN），同时设计了一个辅助分类网络对真假样本进行分类（InfoGAN）ACGAN充分利用了标签，既可以生成图像，也可以进行分类。

提出了CycleGAN，CycleGAN在结构上做了很大的改进，CycleGAN是将两个普通GAN模型结合起来进行训练，两个GAN模型的G网络输入都是真实图片（不再是噪音）。CycleGAN所做的工作就是对两类真实图片进行图像风格迁移，将G网络输入的真实图片的风格转换成另外一种图片的风格，其优势在于引入的循环损失（Cycle Loss）保证了生成器产生的图片内容大致不变，并且CycleGAN是域适应（Domain Adaptation）模型，不需要成对的图像也可以训练。

无论是成对（paired image-to-image）方法，还是非成对的方法，都需要大量的数据集作为支撑。他们仅仅是在找寻两个不同域图像之间的差异，并没有充分利用相同域之间图像的特征的关联。

B．小样本图像到图像的翻译

提出的DAWSON和提出的FIGR都是基于预训练模型的小样本学习方法，依赖预训练模型已有的在域A的最优参数的基础上再做微调，得到适应新域B的。让网络成为同时适应两个域A，B的最优解。

DAWSON同时训练两个任务m，n，一个batch里分别训练任务m和n的，保存梯度,利用两个梯度做加权，共同训练模型的参数。

FIGR也是同时训练两个任务m，n，保存梯度,然后计算两个梯度域主任务参数的差向量作为更新的方向。

提出的DAGAN，抽取部分样本将样本编码后融入噪声再与真实图像拼接，输入到Decoder生成图像，随机噪声的加入可以让Decoder生成不同的图像。但是由于噪声的不确定性，导致生成的图像也具有不确定性，但是用于监督的图像是固定的，虽然扩充了数据集但是模型性能不稳定。

提出的MatchingGAN，一种图像线性插值融合算法，抽取几张样本，按一定的权重做插值，当作新的图像以此来扩充样本数据量。本方法与上一种方法不同，虽然都是基于全局的数据集扩充方式，但是本方法利用已有的图像生成新图像，而不是引入随机噪声。

提出的LoFGAN，相比于前两种基于全局的融合方法，本文的思路聚焦于局部的融合。抽取部分数据的局部特征，拼接到一起作为新图像扩充样本数量。本方法较为复杂，需要抽取其他图像的特征拼接到当前训练的图像中，在判别器做损失时同样也需要做插值。

提出的F2GAN，一种“先插值再融合的思想”，本质上是一种全局插值融合，不使用线性插值，而是利用卷积提取特征后，在深层次感知域内做加权融合。融合后的图像可扩充样本数量，得到的图片按照一定比例融合了条件图片的深层语义信息，并且从条件图片获取相关的浅层特征来完善图片细节信息。

DAWSON，FIGR等方法基于元学习（Meta Learning）的思想，利用已有的权重，在其他任务中学习到的先验知识，在新任务中利用少量样本做微调，并且使得准确度既可以满足原任务的要求，也满足新任务的要求，在准确度与迁移性之间做了一个权衡。DAGAN，MatchingGAN，LoFGAN，F2GAN等方法充分利用了训练域的样本，挖掘了相同域图像之间的信息，构建了与监督域之间的联系，得到新的属于同一类别的图片，该图片包含输入的多张图片的信息。